

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003612

全程可控的微重力试验装置应变传感器 布局优化研究^{*}

陈 志^{1,2,3} 席 隆^{1,3}

(1. 中国科学院空间应用工程与技术中心 北京 100094; 2. 中国科学院大学 北京 100049;
3. 中国科学院太空应用重点实验室 北京 100094)

摘 要:在建的全程可控的地基微重力试验设备是一种采用直线电机驱动实验舱体,以上抛下落方式来产生微重力环境的新型落塔装置,其支撑结构上的微小形变是决定实验舱能否在轨道上平顺运行的关键因素。为了更加科学有效地布置应变传感器对其进行监测,将改进后的量子粒子群算法用于传感器布局优化。以有限元模型作为实际算例,比较和验证了粒子群算法、量子粒子群算法以及改进量子粒子群 3 种算法布局优化策略在形变重构上的有效性和优劣性,改进后的量子粒子群算法得到的重构形变平均绝对误差为最大形变的 1.2%。该结果表明对量子粒子群算法的改进方法是有效的,同时也说明了随机算法用于形变重构的传感器优化布置是可行的。

关键词:量子粒子群;形变重构;传感器优化布置;应变监测

中图分类号: TM930.9; TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Study on the placement optimization of strain sensors in the CSU electromagnetic microgravity tower

Chen Zhi^{1,2,3} Xi Long^{1,3}

(1. Technology and Engineering Center for Space Utilization, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. Key Laboratory of Space Utilization, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China)

Abstract: The CSU Electromagnetic Microgravity Tower under construction is a new type of drop tower which uses the linear motor to drive the experimental cabin and uses the upthrow and drop method to generate the microgravity environment. The tiny deformation on the supporting structure is the key factor to determine whether the experimental cabin can run smoothly on the track. In order to arrange the strain sensors more scientifically and effectively to monitor it, the improved quantum particle swarm optimization algorithm is applied to the sensor placement optimization. The finite element model is taken as an example to compare and verify the validity and superiority of the three placement optimization strategies of particle swarm optimization algorithm, quantum particle swarm optimization algorithm and improved quantum particle swarm optimization algorithm in the deformation reconstruction. The average absolute error of the improved quantum particle swarm optimization algorithm is only 1.2% of the maximum deformation. The result shows that the improved method of quantum particle swarm optimization algorithm is effective, and it also confirms that the stochastic algorithm is feasible to optimize the sensor placement for deformation reconstruction.

Keywords: quantum particle swarm optimization; deformation reconstruction; optimal sensor placement; strain sensor

0 引 言

微重力环境是指引力加速度为 $10^{-6}g$ 量级的弱引力

场环境或残余加速度为 $10^{-6}g$ 量级的环境条件,在空间实验中也泛指残余加速度小于 $10^{-2}g$ 的环境条件,可通过天基和地基两种方式获得。落塔是进行微重力科学和空间技术地基研究的一种关键设备^[1],其特点是比空间

微重力环境时间短,但可以多次重复试验。大量有效的地基微重力科学研究和实验,是空间实验的重要补充和成功保障。

在建的全程可控的地基微重力试验设备是一种采用直线电机驱动实验舱体,以上抛下落方式来产生微重力环境的新型落塔装置,具有4 s的微重力模拟能力,同时可以模拟月球重力、火星重力以及匀速运动等多种重力环境,是未来20 s落井装置的关键技术验证项目。

为了保证落塔内运行于轨道上的实验舱能够平顺运行,需要密切监测安装导轨和直线电机定子的支撑结构的微小形变。受限於塔内空间以及电磁环境,落塔采用了光纤光栅传感器测量应变的解决方案,光纤光栅传感器常被应用于环境苛刻、测量要求高的实际环境中^[2,4]。为了更加科学有效地布置传感器,采用了有别于传统按经验布置的优化方法,通过算法对布点进行优化。

以往许多传感器优化布置问题通常仅仅依靠专家经验,具有一定的盲目性和随机性;随后一些传统求解算法也被应用于传感器优化布置中,虽然能够取得一定的效果,但是存在计算过程复杂、求解速度慢等问题^[5];目前,越来越多的随机类算法被用于解决传感器优化布置问题,而粒子群算法(PSO)由于其算法简单、收敛速度快等特点也得到了广泛的应用^[6-8]。

本文结合粒子群类算法在传感器优化布置问题中的特点,对量子粒子群算法做出一系列的优化改进,并将其用于形变重构。通过高约36 m的落塔有限元模型的仿真实例,证明了改进型量子粒子群算法的有效性,同时说明了随机算法用于形变重构的传感器优化布置的可行性。

1 改进量子粒子群算法

1.1 量子粒子群算法

粒子群算法在1995年被提出之后就因算法简单,收敛迅速等特点被广泛应用于各个领域。但其也存在着容易早熟收敛、易陷入局部最优值等缺陷,而且基本粒子群算法在各种求解问题上的表现依赖其惯性系数、集体学习因子、种群学习因子、速度上限等参数的选取。量子粒子群(QPSO)的出现极大地提高了算法的全局收敛能力,并且QPSO已经被证明是一个全局收敛的搜索算法^[9]。除此之外,QPSO只有一个控制参数——压缩-扩张因子,便于投入实际工程的应用。QPSO取消了粒子的“速度”概念,将粒子设置为量子粒子,虽然取消了粒子的运动轨迹,但是其分布规律会受到吸引势阱的影响,从而使算法在PSO的基础上获得了更强的全局寻优能力。

量子粒子群算法的步骤与PSO类似,首先随机分布粒子,然后比较、记录粒子位置、粒子历史最佳位置、集体

最佳位置。设 N 为种群数量,搜索空间为 d 维,第 t 次迭代中第 i 个粒子的位置向量为 $\vec{X}_i(t)$,历史最佳位置为 $\vec{P}_i(t)$,群体最佳位置为 $\vec{P}_g(t)$,QPSO粒子位置更新由式(1)~(3)决定。

$$\vec{C}(t) = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \vec{P}_{i1}(t), \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \vec{P}_{i2}(t), \dots, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \vec{P}_{id}(t) \right] \quad (1)$$

$$\vec{P}_{id}(t) = \theta_1 \cdot \vec{P}_i(t) + (1 - \theta_1) \cdot \vec{P}_g(t) \quad (2)$$

$$\vec{X}_i(t+1) = \vec{P}_{id}(t) \pm \alpha \cdot |\vec{C}(t) - \vec{X}_i(t)| \cdot \ln \frac{1}{\theta_2} \quad (3)$$

式中: $\vec{C}(t)$ 为所有粒子历史最佳位置的平均值; $\vec{P}_{id}(t)$ 为粒子当前位置和种群最优位置之间的随机位置; θ_1, θ_2 为(0,1)的随机数; α 为压缩-扩张因子。

为了增强算法的鲁棒性, α 通常为自适应取值方式:

$$\alpha(t) = \frac{(\alpha_0 - \alpha_1)(T - t)}{T} + \alpha_1 \quad (4)$$

式中: t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数。

1.2 量子粒子群算法的改进

虽然QPSO在理论和测试函数的表现中都优于PSO^[10],但在处理实际工程应用时发现,QPSO的优势并不明显。因此本文重点关注粒子群算法的收敛特性,结合粒子群算法在传感器优化布置中的特点,对量子粒子群算法做出改进。粒子群算法在对优化问题求解时,随着种群的不断进化,不同粒子总是会向最优粒子汇聚,使得粒子失去多样性,容易陷入局部最优值。为此,采用自适应粒子扰动的策略改善QPSO的种群多样性。同时基于种群划分,充分利用每次迭代过程中产生的精英种群和底层种群的潜在信息,对离散解空间设置权值表,以加权的方式产生势阱位置,从而增强算法的全局搜索能力和收敛速度。

1) 自适应粒子扰动

随着种群的不断进化,有时会出现在算法前期,所有粒子都迅速向一个局部最优位置靠拢,此时算法会陷入局部最优无法跳出。针对粒子群算法的早熟收敛问题,文献[10]引入粒子扰动的策略,通过自适应的方式对种群施加扰动以激活粒子。本文结合前人经验与实际效果^[11-14],提出一种施加动态扰动的策略。引入“惰性”计数 I_n 和自适应扰动系数,来决定扰动的影响程度, I_n 的更新如下:

$$I_{ni}(t+1) = \begin{cases} I_{ni}(t) + 1, & \left| \frac{f(\vec{X}_i(t)) - f(\vec{P}_i(t))}{f(\vec{P}_i(t))} \right| < 0.1\% \\ 0, & \left| \frac{f(\vec{X}_i(t)) - f(\vec{P}_i(t))}{f(\vec{P}_i(t))} \right| \geq 0.1\% \end{cases} \quad (5)$$

式中: I_{ni} 为第 i 个粒子的“惰性”计数; $f(\vec{X}_i(t))$ 为该粒子本次位置的适应度; $f(\vec{P}_i(t))$ 为该粒子历史最优适应度。

对于每个粒子,如果本次位置的适应度 $f(\vec{X}_i(t))$ 结果与该粒子历史最优值 $f(\vec{P}_i(t))$ 的十分接近,认为其可能进入了早熟收敛, I_{ni} 计数增加;否则认为该粒子仍处于活跃状态,应该避免施加扰动。

自适应扰动系数 $\gamma_i (0 \leq \gamma_i \leq 1)$ 计算公式如下:

$$\gamma_0 = 1 - e^{-\frac{1}{t}} \quad (6)$$

$$\gamma_i = \gamma_0 \cdot e^{-\frac{1}{I_{ni}+1}} \quad (7)$$

其中, γ_i 决定第 i 个粒子需要施加扰动的维度数量。

$$d_{\gamma_i} = \left[d \cdot \gamma_i + \frac{1}{2} \right] \quad (8)$$

式中: d 为维度总数; d_{γ_i} 为要第 i 个粒子需要施加扰动的维度数量,数值上为 $d \cdot \gamma_i$ 的四舍五入取整,选取规则为随机选取。

扰动的添加需要尽可能的增加粒子在解空间范围的随机性,从而实现激活粒子的效果。为了在增加扰动随机范围的同时,避免扰动可能带来的倾向性,施加扰动的方式如下:

$$X_n(t) = B_l + \theta_3 \cdot (B_u - B_l) \quad (9)$$

$$X_{id}(t) = \left[\frac{X_{id}(t) + X_n(t) \cdot \gamma_i}{1 + \gamma_i} + \frac{1}{2} \right] \quad (10)$$

式中: B_u 、 B_l 分别为解空间的上、下界; θ_3 为 0~1 的随机数; $X_n(t)$ 为扰动项,为受自适应扰动系数 γ_i 影响的解空间范围内的随机值; $X_{id}(t)$ 更新为原值与扰动项的加权平均值的四舍五入取整。

扰动的权重随“惰性”计数 I_n 的增加而增大,但随迭代次数的增加逐渐减小,因此若在算法运行早期收敛,扰动的幅度及影响范围都很大,而且根据粒子各自的表现动态变化,可以有效地防止算法早熟收敛;运行后期扰动的作用会逐渐减小,以降低对局部收敛的影响。

2) 基于种群划分的权值表机制

在 PSO 和 QPSO 的迭代过程中发现,没有产生种群最优值的解会被直接抛弃,无法对整个求解过程产生有效的意义。因此,本文算法结合禁忌搜索中避免在搜索过程中出现重复、循环搜索的基本思想^[15-16],设置权值表机制,同时关注精英种群和底层种群在每一次迭代中产生的解的有效信息,将解空间划分为一定的离散解空间,对每一个离散的解空间分配权值,并将这些权值作用到 $\vec{C}(t)$ 的生成。

计算 $\vec{C}(t)$ 时式(1)中 QPSO 直接将所有种群最优位置的均值作为下一次计算的中心点。为了充分利用种群中的潜在信息,将种群按每次迭代适应度结果排序,取前 20% 为精英种群,后 20% 为底层种群,增加精英种群中的

解空间的权值,降低底层种群中解空间的权值。在 $\vec{C}(t)$ 的计算中,每个位置都与各自区域的权值加权,其计算公式如下:

$$\vec{C}(t) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{d=1}^D w_{id}(t) P_{id}(t)}{\sum_{i=1}^N \sum_{d=1}^D w_{id}(t)} \quad (11)$$

式中: $w_{id}(t)$ 为 $P_{id}(t)$ 对应的权重。

$w_{id}(t)$ 更新的具体流程如下。

(1) 将解空间分割为一定大小(本文为 100 个离散解空间),每个空间的初始权值都为 1。

(2) 计算 $X_i(t)$ 和 $f(X_n(t))$, 根据结果排序,并根据比例划分为精英种群和底层种群。

(3) 所有精英种群中出现的维度位置对应的权值增加,所有底层种群中出现的维度位置对应的权值减少。

(4) 更新后的权值表参与 $\vec{C}(t)$ 的计算。

根据权值表计算势阱位置之后,根据粒子各自的活跃性,对其施加自适应扰动,更新粒子最终位置。

算法的整体流程如图 1 所示。

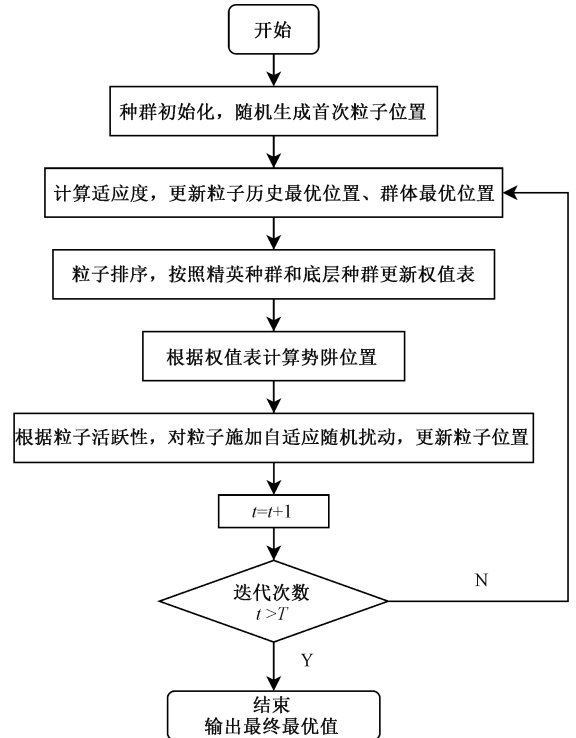


图 1 改进 QPSO 算法流程

Fig. 1 Flow chart of improved QPSO algorithm

2 形变重构

2.1 形变重构方法

为了获得测量目标整体的形变,需要将有限的应变

测点结果重构为目标结构整体的形变。文献[17-19]研究了形变重构的方法,本文采用文献[17]所提的方法,文献[17]利用振型转换矩阵进行形变重构。振型转换矩阵理论是利用振型向量线性叠加原理,利用有限元模态分析得到的振型向量,构造振型转换矩阵,从而实现两种振型的相互转换。

位移重构方程如式(12)所示,其具体推导方式参考文献[20]。

$$\vec{q} = \vec{\Phi} \vec{\Psi}_s^+ \vec{\varepsilon}_s(t) = \vec{T}_s \vec{\varepsilon}_s \quad (12)$$

式中: $\vec{q}$ 为重构位移; $\vec{\Phi}$ 为位移模态; $\vec{\Psi}_s^+$ 为应变模态中所选传感器位置的模态应变子矩阵的伪逆矩阵; $\vec{T}_s$ 为应变-位移转换矩阵; $\vec{\varepsilon}_s$ 为所选传感器位置的测量应变。

形变重构的具体步骤如下。

1) 通过有限元仿真软件,获得实体模型的位移振型矩阵及应变振型矩阵。

2) 选取适当的测量节点,根据节点号构造应变-位移转换矩阵 $\vec{T}_s$ 。

3) 根据测点位置的应变,通过式(12)计算结构整体的重构形变。

2.2 适应度函数

为了尽可能得到更加准确的重构形变,用重构形变与参考形变之间的平均绝对误差(MAE)来定义算法的适应度函数,如式(13)所示。适应度 f 的值越小越好。

$$f = \frac{\sum_{i=1}^M |D_{ri} - D_{mi}|}{M} \quad (13)$$

式中: D_{ri} 为各个节点位置的重构形变; D_{mi} 为各个节点位置的参考形变; M 为参与误差计算的节点总数。

3 仿真实验

3.1 实例模型

图2所示为某全程可控的抛射式微重力落塔结构的初步设计图,实验舱将通过4根轨道支撑柱上的直线电机轨道进行全程可控的自由落体运动。该设备采用抛射的形式,提供对实验舱的推力,当实验舱脱离加速段后即进入自由落体状态,其上升和下落过程均处于微重力状态。实验舱的最大速度可达20 m/s,为了尽可能控制实验舱内的微重力水平,对导轨支撑结构的变形监测十分重要。落塔结构基本对称,底部开口便于人员和实验舱进入。图3所示为需要测量的轨道支撑柱,支撑柱的主要受力方向为水平方向和重力方向。本文所用模型内塔钢架高约36 m,直径约4 m,主结构采用Q345B钢。

传感器的布置位置在轨道支撑柱预装轨道的母线位

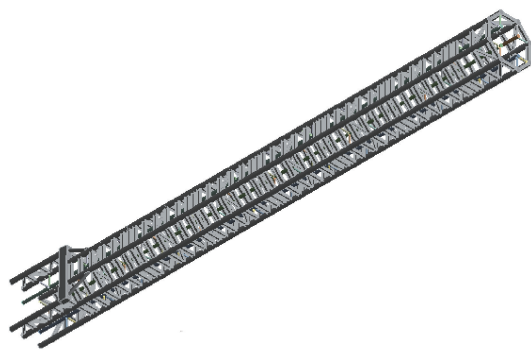


图2 某抛射式微重力落塔有限元模型

Fig. 2 Finite element model of microgravity drop tower

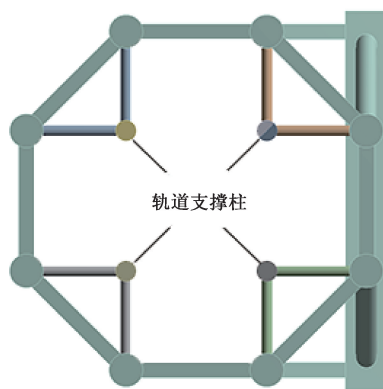


图3 落塔俯视图

Fig. 3 Top view of the drop tower

置。由于落塔结构基本对称,为了更直观的观察传感器布点结果,同时减少程序的计算量,以其中一根轨道支撑柱为仿真布点对象,如图4所示(红线)。

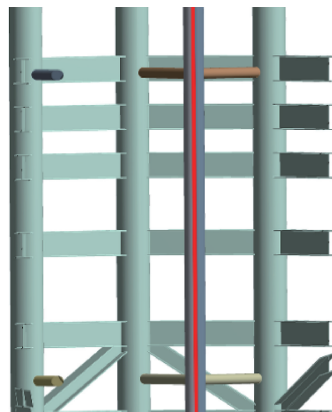


图4 仿真布点对象局部放大图

Fig. 4 Simulative object local enlarged image

使用ANSYS workbench对落塔结构整体进行模态分析,网格划分后候选传感器节点数共505个,所划网格最

小间距为 66 mm, 预计使用的光纤光栅应变传感器的长度范围在 20~40 mm, 满足安装空间的需求。根据模态贡献量取前 15 阶模态参与计算。

3.2 传感器数目

为了确定需要的传感器数目, 以改进 QPSO 算法为例, 其参数设置为粒子数 $N=20$, 迭代次数为 500 次, 扩张-收缩参数 $\alpha_0=1, \alpha_1=0.5$, 扩张-收缩系数设置按照式 (4)。计算不同传感器数目所能得到的最优适应度。为了降低结果的随机性, 对每个传感器数目条件进行了 10 次计算取其平均值。图 5 所示为传感器数目与适应度值的关系。

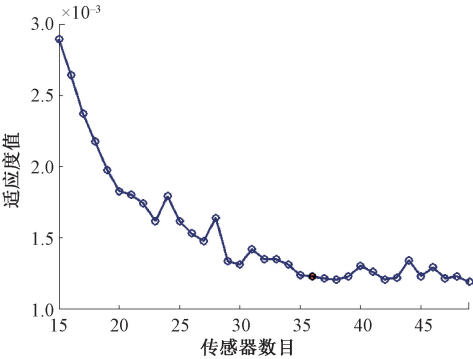


图 5 传感器数目与最优适应度的关系
Fig. 5 Relationship between the number of sensors and fitness

可以看出: 随着传感器数目的增加, 重构形变的平均误差越来越小, 但传感器数目增加到一定程度时, 对适应度函数的效果越来越不明显, 这符合应变传感器形变重构的客观规律。考虑该曲线结果和测量目标整体高度, 取传感器数目为 36 个进行后续 3 种算法的对比实验。

3.3 选用 36 个传感器时三种算法对比

用 PSO、QPSO 和本文改进 QPSO 算法分别对该模型结果进行形变重构计算。3 种算法的参数设置如表 1 所示。

表 1 三种算法的参数设置			
Table 1	Parameter setting of three algorithms		
	PSO	QPSO	改进 QPSO
粒子数 N	20	20	20
维度 d	36	36	36
迭代次数 T	500	500	500
惯性系数 w	0.8	—	—
个体学习因子 c_1	2	—	—
集体学习因子 c_2	2	—	—
扩张-收缩参数 α_0	—	1	1
扩张-收缩参数 α_1	—	0.5	0.5

其中, QPSO 和改进 QPSO 的扩张-收缩系数设置按式 (4)。3 种算法根据模态分析的结果进行计算, 实际运行结果如图 6 所示。

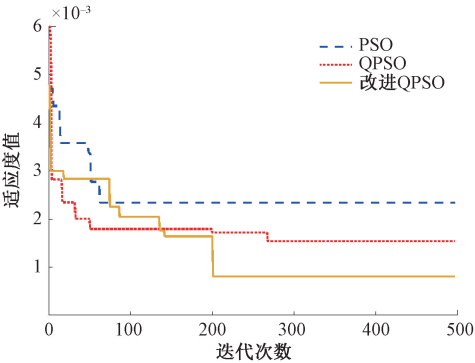


图 6 收敛曲线
Fig. 6 Convergence curve

可以看出, 3 种算法都能实现收敛, 对于最优适应度值, 本文改进后的 QPSO 算法能够取得最好的结果。

对有限元模型进行静力学仿真, 对目标位置施加水平方向和重力方向各 5 kN 的载荷, 得到相应的应变和形变结果, 应变结果作为测量传感器的输入, 形变结果作为参考形变。

为了说明采用种群智能算法进行布点的优势, 此处以平均布点的方式作对照, 根据测量目标高度等间距地选取 36 个点, 根据选取的布点位置进行形变重构, 与参考形变各节点作对比, 结果如图 7 所示。

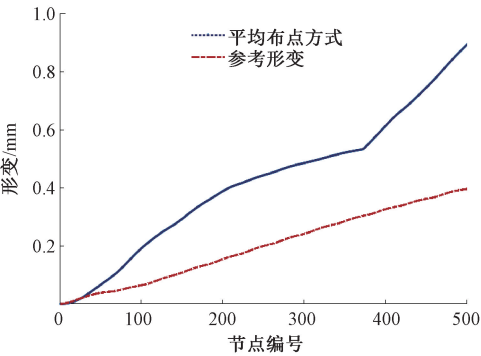


图 7 平均布点方式的形变重构
Fig. 7 Deformation reconstruction of average point distribution

可以看出等间距平均布点的重构效果误差较大, 说明在 36 个传感器数目的条件下, 平均分布的布点方式并不适用于该应用场景。

将 3 种粒子群算法选出的传感器布点组合分别进行形变重构, 结合参考形变可以得出图 8 所示的形变重构曲线。

整体上来看, 3 种算法所得到的形变重构曲线趋势

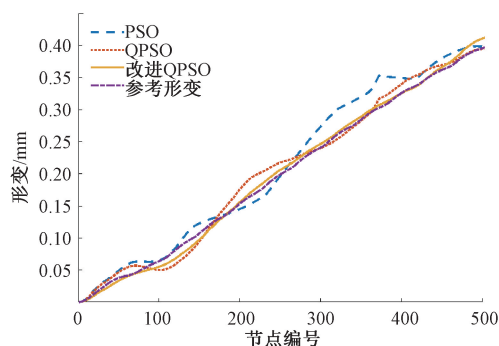


图 8 形变重构曲线

Fig. 8 Deformation reconstruction curve

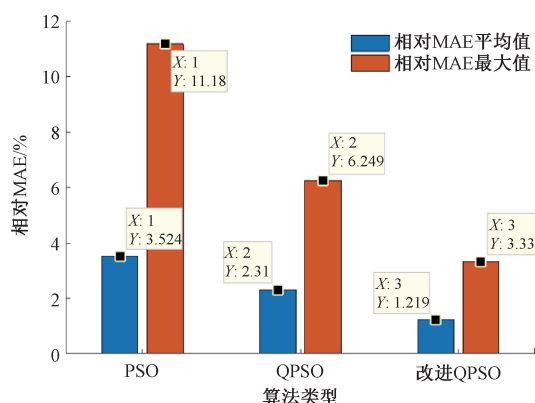


图 10 误差统计

Fig. 10 Error statistics

与参考形变曲线基本相同,但在不同的节点位置各有优劣。为了更直观的对比算法结果,分别计算出每个节点位置相对于参考形变的误差,并且采用平均绝对误差与最大形变的百分比(相对 MAE)来评价重构精度,如图 9 所示。

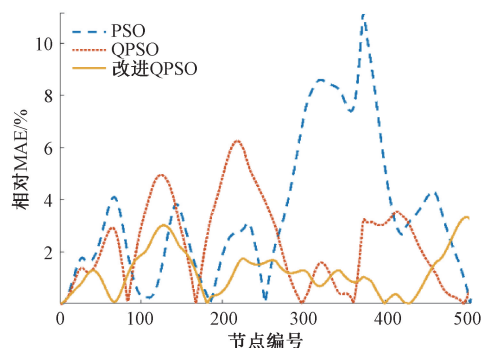


图 9 形变重构误差

Fig. 9 Deformation reconstruction error

由图 9 中每个节点位置对应的误差大小,可以看出,PSO 算法结果在局部区域产生了最大的相对 MAE 误差结果,超过 10%;同一区域 QPSO 的误差较小但是在其他区域误差较大;改进 QPSO 的结果整体误差都比较小。统计 3 种算法相对 MAE 的平均值和最大值后如图 10 所示。

由图 10 可以明显看出,改进后的 QPSO 不论是误差最大值还是误差平均值都优于 PSO 算法和 QPSO 算法,其中改进 QPSO 的传感器布置方式得到的重构形变平均绝对误差为最大形变的 1.2%,绝对误差最大值为最大形变的 3.3%。

图 11 所示为本文算法所选出的 36 个应变传感器在有限元模型中的位置及部分区域放大图,图中红色方形点即为选出的传感器节点位置。可以看出,传感器位置大致覆盖了整个支撑结构,根据结构特征有选择的集中和分散布置。

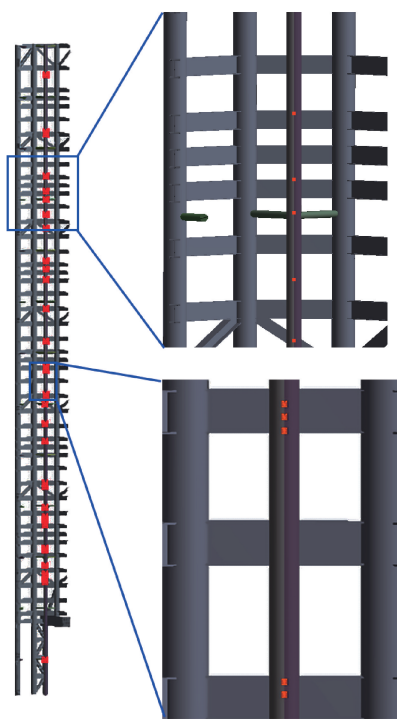


图 11 本文算法 36 个传感器位置图及部分区域放大图

Fig. 11 Location map of 36 sensors and local enlarged images

3.4 不同传感器数量下的算法对比

采用 36 个传感器为参考,由于可安装的传感器上限为 505 个,分别设置传感器数量为 18 个和 108 个运行 3 种算法对比,其结果如表 2 所示。

从表 2 结果可以看出,在不同的传感器数量下,改进 QPSO 都能取得更好的结果;且随着传感器数量的增加,适应度的提升越来越小,3 种算法之间的差距也随之减小,这符合粒子群算法和形变重构传感器布置的规律。

表 2 不同传感器数量下的算法对比

Table 2 Comparison of simultaneous interpreting algorithms with different sensor numbers

	PSO	QPSO	改进 QPSO
18 个传感器			
最优适应度	0.003 173	0.002 744	0.001 706
相对 MAE 平均值/%	4.772	4.128	1.565
相对 MAE 最大值/%	14.58	11.69	6.428
36 个传感器			
最优适应度	0.002 341	0.001 535	0.000 809
相对 MAE 平均值/%	3.524	2.31	1.219
相对 MAE 最大值/%	11.18	6.249	3.331
108 个传感器			
最优适应度	0.001 638	0.001 388	0.000 685
相对 MAE 平均值/%	2.463	2.088	1.031
相对 MAE 最大值/%	6.101	8.146	2.556

4 结 论

为了采取科学有效的传感器布置方法,密切监测新型落塔支撑结构的微小形变,本文针对粒子群类算法的收敛特性,引入“惰性”计数,通过自适应种群激活的方式,增强粒子在进化过程中的多样性,改进了 QPSO 算法的全局搜索能力;同时利用精英种群和底层种群中的潜在信息设置权值表,从整个求解空间上提升算法的收敛能力。

种群智能算法用于传感器布置优化的优势在于,面对不同的传感器布置要求,可以根据根本要求直接调整适应度函数,从而获得预期的传感器布置效果。落塔有限元模型形变重构的实验结果说明了采用种群智能算法进行形变重构是可行的,其传感器布置效果远优于等间距平均布点的效果;同时在相同的计算条件下,改进后的量子粒子群算法在处理实际工程问题时的求解精度优于 QPSO 和 PSO,不同传感器数量的算法对比进一步说明了改进 QPSO 算法的有效性。

参考文献

[1] 齐乃明,张文辉,高九州,等. 空间微重力环境地面模拟试验方法综述[J]. 航天控制, 2011, 29(3): 95-100.
QI N M, ZHANG W H, GAO J ZH, et al. The primary discussion for the ground simulation system of spatial microgravity [J]. Aerospace Control, 2011, 29(3): 95-100.

[2] 江舒,李涛,林杰俊,等. 船用光纤光栅应变传感器开发与应用研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(6): 35-42.
JIANG SH, LI T, LIN J J, et al. Development and application of the FBG strain sensor for ship [J].

Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(6): 35-42.

[3] 周湛,张志坤,赵振刚,等. 基于光纤传感的输电线路悬垂绝缘子风偏角监测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 81-87.
ZHOU ZH, ZHANG ZH K, ZHAO ZH G, et al. Monitoring of wind deflection angle of suspension insulator string for power lines based on optical fiber sensing [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(3): 81-87.

[4] ZHONG ZH CH, LIU K Y, HAN X, et al. Review of fiber-optic distributed acoustic sensing technology [J]. Instrumentation, 2019, 6(4): 47-58.

[5] 刘艳,刘贵杰,刘波. 传感器优化布置研究现状与展望[J]. 传感器与微系统, 2010, 29(11): 4-6, 13.
LIU Y, LIU G J, LIU B. Research status and prospect on optimal placement of sensor [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2010, 29(11): 4-6, 13.

[6] 徐菁,李壮,刁延松. 基于粒子群算法的大跨度空间结构监测系统中应变传感器最优布点研究[J]. 建筑钢结构进展, 2013, 15(1): 57-64.
XU J, LI ZH, DIAO Y S. Optimal placement of strain sensors for monitoring systems on reticulated shells using particle swarm optimization [J]. Progress in Steel Building Structures, 2013, 15(1): 57-64.

[7] 杨辰. 结构健康监测的传感器优化布置研究进展与展望[J]. 振动与冲击, 2020, 39(17): 82-93.
YANG CH. Advances and prospects for optimal sensor placement of structural health monitoring[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(17): 82-93.

[8] 张聚伟,王宇. 一种有向传感器网络强栅栏覆盖算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(1): 83-91.
WANG J W, WANG Y. Strong barrier coverage algorithm for directional sensor network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(1): 83-91.

[9] 方伟,孙俊,谢振平,等. 量子粒子群优化算法的收敛性分析及控制参数研究[J]. 物理学报, 2010, 59(6): 3686-3694.
FANG W, SUN J, XIE ZH, et al. Convergence analysis and control parameter research of quantum particle swarm optimization algorithm [J]. Acta Physica Sinica, 2010, 59(6): 3686-3694.

[10] 邹强,王学敏,李安强,等. 基于并行混沌量子粒子群算法的梯级水库群防洪优化调度研究[J]. 水利学报, 2016, 47(8): 967-976.
ZOU Q, WANG X M, LI A Q, et al. Flood control optimal operation of cascade reservoirs based on parallel chaotic

- quantum particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2016, 47(8): 967-976.
- [11] 赵新超,刘国莅,刘虎球,等. 基于非均匀变异和多阶段扰动的粒子群优化算法[J]. 计算机学报, 2014, 37(9): 2058-2070.
ZHAO X CH, LIU G L, LIU G Q, et al. Particle swarm optimization algorithm based on non-uniform mutation and multi-stage disturbance [J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(9): 2058-2070.
- [12] 陈道君,龚庆武,金朝意,等. 基于自适应扰动量子粒子群算法参数优化的支持向量回归机短期风电功率预测[J]. 电网技术, 2013, 37(4): 974-980.
CHEN D J, GONG Q W, JIN CH Y, et al. Short-term wind power prediction based on support vector regression machine optimized by adaptive disturbance quantum-behaved particle swarm optimization[J]. Power System Technology, 2013, 37(4): 974-980.
- [13] 李俊,汪冲,李波,等. 基于扰动的精英反向学习粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(9): 2584-2587, 2591.
LI J, WANG CH, LI B, et al. Elite opposition-based particle swarm optimization based on disturbances [J]. Application Research of Computers, 2016, 33(9): 2584-2587, 2591.
- [14] 刘志刚,曾嘉俊,韩志伟. 基于个体最优位置的自适应变异扰动粒子群算法[J]. 西南交通大学学报, 2012, 47(5): 761-768.
LIU ZH G, ZENG J J, HAN ZH W. Adaptive mutation disturbance particle swarm optimization algorithm based on personal best position [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2012, 47(5): 761-768.
- [15] 赵森. 基于精英集选择与扩展策略的多目标智能算法研究[D]. 广州:华南理工大学, 2013.
ZHAO S. Research on multiobjective intelligent algorithm based on elite set selection and expansion strategy [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2013.
- [16] 颜雪松,胡成玉,姚宏,等. 精英粒子群优化算法及其在机器人路径规划中的应用[J]. 光学精密工程, 2013, 21(12): 3160-3168.
YAN X S, HU CH Y, YAO H, et al. Elite particle swarm optimization algorithm and its application in robot path planning [J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(12): 3160-3168.
- [17] 屈冲霄,贺旭东,陈怀海. 应变模态振型与位移模态振型的转换研究[C]. 中国力学大会, 2019.
QU CH X, HE X D, CHEN H H. Research on the transformation between strain mode and displacement mode [C]. Proceedings of China mechanical Congress, 2019.
- [18] 曲道明,孙广开,李红,等. 变形机翼柔性蒙皮形状光纤传感及重构方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(1): 144-151.
QU D M, SUN G K, LI H, et al. Optical fiber sensing and reconstruction method for morphing wing flexible skin shape [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(1): 144-151.
- [19] 何凯,曾捷,林秋红,等. 空间伸展结构变形与振动分布式光纤监测研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(02): 56-65.
HE K, ZENG J, LIN Q H, et al. Research on spatial deployable structure deformation and vibration monitoring with distributed optical fiber [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(02): 56-65.
- [20] 蔡智恒,周金柱,唐宝富,等. 面向结构形变重构的应变传感器优化布局[J]. 振动与冲击, 2019, 38(14): 83-88, 124.
CAI ZH H, ZHOU J ZH, TANG B F, et al. Optimal strain sensor placement for structural deformation reconstruction [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(14): 83-88, 124.

作者简介



陈志, 2016 年于北京科技大学获得学士学位, 现为中国科学院空间应用工程与技术中心硕士研究生, 主要研究方向为精密测量与控制。

E-mail: cz_ustb@163.com

Chen Zhi received his B. Sc. degree in 2016 from University of Science & Technology Beijing, now he is M. Sc. candidate in Technology and Engineering Center for Space Utilization. His main research interests include precision measure and control.



席隆, 1989 年于北京工业大学获得学士学位, 现为中国科学院空间应用工程与技术中心, 正高级工程师, 主要研究方向为计算机应用。

E-mail: xilong@csu.ac.cn

Xi Long received his B. Sc. degree in 1989 from Beijing University of Technology. Now he is professor of engineering in Technology and Engineering Center for Space Utilization, Academy of Science. His main research interest includes computer application.